

**О.М. БЕЗВЕСІЛЬНА**, д-р техн. наук, проф. НТУУ “КПІ”, Київ  
**Ю.О. ПОДЧАШИНСЬКИЙ**, канд. техн. наук, доц. ЖДТУ, Житомир

## **АЛГОРИТМІЧНІ МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ЛІНІЙНИХ ПРИСКОРЕНЬ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ**

В статье рассмотрены алгоритмические методы высокоточного определения линейных ускорений в реальном времени. Основой этих методов является идентификация вектора состояния чувствительного элемента в измерителях ускорений. Предложено использовать искусственную нейронную сеть для повышения точности измерений в нестационарных и неблагоприятных условиях.

Ключевые слова: измерение ускорений, вектор состояния, нейронная сеть

In the article the algorithmic methods of high-precision definition of linear accelerations in real time are considered. The basis of these methods is the identification of state vector of a sensing element in accelerometers. It is offered to use artificial neural network for increase of accuracy of measurements in non-stationary and unfavorable conditions.

Key words: measurement of accelerations, state vector, neural network

**Постановка проблеми.** Розвиток сучасних високоточних гравіметричних і навігаційних систем вимагає удосконалення всіх складових елементів цих систем та широкого застосування алгоритмічних методів обробки сигналів і компенсації похибок. Можливості удосконалення конструкції та підвищення точності виготовлення складових елементів на теперішній час практично вичерпані. Тому дуже перспективним і актуальним шляхом є застосування алгоритмічних методів підвищення точності гравіметричних і навігаційних систем.

Все це вимагає створення високоточних і ефективних алгоритмічних методів обробки вихідного сигналу вимірювачів лінійних прискорень, як важливої складової частини гравіметричних і навігаційних систем [1, 2].

**Аналіз літератури.** Існує багато наукових праць, присвячених теоретичним основам і дослідженню оптимальних і субоптимальних алгоритмів фільтрації дискретних сигналів засобів вимірювань, що містять завади [3, 4, 5, 6, 7, 9, 10]. Оскільки завдання оптимальної фільтрації є завданням ідентифікації (оцінки) стану, сформульоване в стохастичних термінах, в подальшому будемо використовувати термін “ідентифікація стану”.

Робота вимірювачів лінійних прискорень в несприятливих та нестационарних умовах вимірювань супроводжується виникненням ряду завад, що додаються до вихідного сигналу чутливого елементу (ЧЕ) цих вимірювачів. Наприклад, гармонійна завада може бути обумовлена нестационарним тепловим станом гіроскопічного ЧЕ та впливом періодичних рухів на частоті маятникових коливань ЧЕ [8]. Тому необхідно враховувати всі ці особливості

при розробці алгоритмів ідентифікації стану вимірювачів лінійних прискорень з підвищеними метрологічними характеристиками.

**Мета статті** – розробка алгоритмічних методів ідентифікації в реальному часі вектора стану для ЧЕ вимірювачів лінійних прискорень. Ці методи забезпечують підвищення точності вимірювань лінійних прискорень в несприятливих і нестационарних умовах проведення вимірювань.

**Постановка задачі ідентифікації стану ЧЕ.** Розглянемо алгоритмічні методи підвищення точності ідентифікації стану гіроскопічного ЧЕ у вимірювачі лінійних прискорень. Результатом оцінки стану є ідентифікація кутового положення та параметрів кутового руху ЧЕ  $\alpha(t) = \alpha_I + \alpha_{CI}(t)$ . При цьому амплітуда корисної складової  $\alpha_I$ , яку вважаємо постійною на інтервалі спостереження, пропорційна лінійному прискоренню, що вимірюється. Параметри змінної складової  $\alpha_{CI}(t)$  руху ЧЕ необхідні в подальших процесах алгоритмічної обробки для компенсації похибок оцінки стану і підвищення точності вимірювань лінійних прискорень.

Змінна складова  $\alpha_{CI}(t)$  визначається розв'язком нелінійного диференційного рівняння [2, 8]

$$\ddot{\alpha}_{CI} + 2\xi_{CI} \dot{\alpha}_{CI} + \omega_0^2 \sin \alpha_{CI} = 0, \quad (1)$$

де  $\omega_0, \xi_{CI}$  – колова частота і коефіцієнт згасання прецесійних коливань ЧЕ.

У разі малих коливань ЧЕ  $\sin(\alpha_{CI}) \approx \alpha_{CI}$ , тому на основі (1) отримуємо лінійне рівняння

$$\ddot{\alpha}_{CI} + 2\xi_{CI} \dot{\alpha}_{CI} + \omega_0^2 \alpha_{CI} = 0. \quad (2)$$

Ідентифікація кутового положення ЧЕ виконується на основі обробки даних  $\alpha_i^*$ , що надходять від датчика кутового положення (ДК) цього ЧЕ:

$$\begin{aligned} \alpha_i^* &= \alpha(t_i) + \delta_\alpha(t_i); \quad i = \overline{1, K}; \\ t_i &= i \cdot \delta_a; \quad T_c = K \cdot \delta_a, \end{aligned}$$

де  $\alpha(t_i) = \alpha_I + \alpha_{CI}(t_i)$  – значення, що відповідають математичній моделі (2) траєкторії руху ЧЕ,  $\delta_\alpha(t_i)$  – похибки вимірної траєкторії руху ЧЕ, обумовлені дією завад на ЧЕ та похибками ДК,  $K$  – кількість відліків, що надходять від ДК та використовуються для оцінки стану ЧЕ,  $\delta_a$  – інтервалу часу між відліками,  $T_c$  – час спостереження за ЧЕ.

**Ідентифікація стану ЧЕ на основі фільтра Калмана.** Розглянемо алгоритм ідентифікації стану ЧЕ в реальному часі на основі фільтра Калмана з урахуванням наявності ряду похибок. Ці похибки зумовлені неадекватністю

прийнятої математичної моделі (2) та реального сигналу ДК, кінематичними нелінійностями та перешкодами у законі руху ЧЕ, а також шумами ДК.

Перший підхід полягає у використанні рівнянь руху гіроскопічного ЧЕ в межах прецесійної теорії [8]. Тоді систему рівнянь, що характеризує рух ЧЕ, можна записати у вигляді матричного рівняння

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = A\mathbf{x}(t),$$

де

$$\mathbf{x} = [\alpha_i \quad \alpha_p \quad \beta_p]^T,$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & M_F H^{-1} \\ 0 & \pm \omega_{Ci} & 0 \end{bmatrix},$$

$\alpha_p$  – кут повороту зовнішньої рамки відносно об'єкта вимірювань,  $\beta_p$  – кут повороту корпусу ЧЕ відносно зовнішньої рамки,  $M_F$  – момент, обумовлений дією зовнішньої сили на ЧЕ,  $H$  – кінетичний момент гіроскопічного ЧЕ.

У матриці  $A$  знак "–" перед елементом  $\omega_{Ci}$  відповідає руху ЧЕ поблизу стану стійкої рівноваги, а знак "+" – поблизу стану нестійкої рівноваги.

Другий підхід при формуванні матриці  $A$  полягає у використанні диференційного рівняння (2). Якщо  $\sin(\alpha_{Ci}) \approx \alpha_{Ci}$ ,  $\xi_{Ci} \rightarrow 0$ , то вектор стану має вигляд

$$\mathbf{x} = [\alpha_i \quad \alpha_{Ci} \quad \xi_{Ci}]^T,$$

а матриця

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & m\omega_0^2 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Розглянемо питання можливості спостереження вектора стану за результатами вимірювань  $\alpha_i^*$ . Будемо вважати, що поміж вектором вимірювань  $\alpha^*$  та вектором стану  $\mathbf{X}$  є лінійний взаємозв'язок

$$\alpha^*(t) = C \cdot \mathbf{x}(t), \quad (4)$$

де  $C$  – матриця вимірювань.

Через те, що ДК ЧЕ вимірює сигнал  $\alpha_i + \alpha_{Ci}$ , то матриця  $C$  вироджується у вектор-рядок

$$C = [1 \quad 1 \quad 0].$$

Оскільки вимірювання  $\alpha_i^*$  здійснюються з похибками, то співвідношення (4) можна записати у вигляді

$$\alpha^*(t) = C \cdot x(t) + V(t),$$

де  $V(t)$  – вектор, складові якого – випадкові змінні і для них виконуються такі гіпотези:

- математичне сподівання кожної складової дорівнює нулю;
- похибки вимірювань у кожний момент часу не залежать від похибок вимірювань, які виконуються в наступний момент часу.

Тоді в прийнятих позначеннях математична модель руху ЧЕ має вигляд:

$$\dot{x} = Ax(t);$$

$$\alpha^*(t) = Cx(t) + V(t). \quad (5)$$

В системі (5) вимірювання здійснюються за допомогою ДК в дискретні моменти часу. Тому перейдемо до дискретного фільтра Калмана, який представимо системою матричних рівнянь:

$$x_{i/i} = x_{i/i-1} + k_i(\alpha_i^* - Cx_{i/i-1});$$

$$k_i = P_{i/i-1}C^T[CP_{i/i-1} + L_i]^{-1};$$

$$P_{i/i-1} = \hat{O}P_{i-1/i-1}\hat{O}^T;$$

$$P_{i/i} = P_{i/i-1} - k_iCP_{i/i-1},$$

де  $x_{i/i-1}$  – оцінка  $x_i$  з врахуванням всієї інформації, яка відома в момент часу  $t_{i-1}$  та у попередні моменти часу;  $x_i$  – істинне значення  $x$  в момент часу  $t_i$ ;  $x_{i/i}$  – оцінка  $x_i$  з урахуванням всієї інформації, яка відома в момент часу  $t_i$  та у попередні моменти часу;  $P_{i/i-1} = E\{(x_{i/i-1} - x_i)(x_{i/i-1} - x_i)^T\}$  – матриця коваріацій випадкової змінної  $x_{i/i-1} - x_i$ ;  $E\{\}$  – імовірнісна оцінка виразу в дужках;  $P_{i/i}$  – матриця коваріацій випадкової змінної  $x_{i/i} - x_i$ ;  $L_i$  – матриця коваріацій випадкової змінної  $V_i$ .

Перехідну матрицю системи (5) можна представити у вигляді матричного ряду

$$\hat{O} = e^{A\Delta t} = 1 + A\Delta t + \frac{[A\Delta t]^2}{2!} + \frac{[A\Delta t]^3}{3!} + \dots$$

У разі представлення матриці  $A$  у вигляді (3), матричний ряд перетворюється на дві матриці розмірності  $(3 \times 3)$ , в одній з яких елементи є розвитком тригонометричних функцій в степеневий ряд при знаходженні ЧЕ у стані стійкої рівноваги, в іншій – елементи є розвитком гіперболічних функцій у степеневий ряд при знаходженні ЧЕ у стані нестійкої рівноваги. З урахуванням цих перетворень перехідні матриці для оцінки стану стійкої та нестійкої рівноваги ЧЕ набувають вигляду:

$$\hat{O}^N = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\omega_0\delta_{\bar{a}} & \frac{1}{\omega_{\zeta\bar{i}}}\sin\omega_0\delta_{\bar{a}} \\ 0 & -\omega_{\zeta\bar{i}}\sin\omega_0\delta_{\bar{a}} & \cos\omega_0\delta_{\bar{a}} \end{bmatrix},$$

$$\hat{O}^S = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \operatorname{ch}\omega_0\delta_{\bar{a}} & \frac{1}{\omega_{\zeta\bar{i}}}\operatorname{sh}\omega_0\delta_{\bar{a}} \\ 0 & \omega_{\zeta\bar{i}}\operatorname{sh}\omega_0\delta_{\bar{a}} & \operatorname{ch}\omega_0\delta_{\bar{a}} \end{bmatrix}.$$

Вектор стану ЧЕ в момент  $t_1 = 0$  задається математичним сподіванням вектора  $\hat{x}_{0/0}$  і встановлюється експериментально. Для цього проводиться вивчення властивостей системи задання початкових умов конкретного ЧЕ з урахуванням точності початкової орієнтації ЧЕ відносно площини північ-південь:

$$x_{010} = [\Delta x_{10} \quad \Delta x_{20} \quad \Delta x_{30}]^T. \quad (6)$$

Для обчислення оцінки стану, яка використовується на першому кроці  $x_{i/i-1}$  при  $i = 1$ , скористаємося співвідношенням

$$x_{i/i-1} = \Phi x_{i-1/i-1}.$$

Матрицю коваріацій початкового стану ЧЕ задамо у вигляді дисперсій початкових відхилень вектора стану (6), причому при  $i = 1$  матриця коваріацій має діагональний вигляд

$$P_{0/0} = \begin{bmatrix} (\Delta x_{10})^2 & 0 & 0 \\ 0 & (\Delta x_{20})^2 & 0 \\ 0 & 0 & (\Delta x_{30})^2 \end{bmatrix}.$$

Враховуючи структуру матриці вимірювань  $C$ , матриця коваріацій шуму вимірювача має вигляд  $L_k = \sigma_{11}^2$ .

Отже, використовуючи апріорну інформацію про перехідну матрицю, вектор початкового стану, матриці коваріацій стану системи та шумів вимірювача на першому кроці ( $i = 1$ ), ФК дає змогу рекурентно оцінити стан ЧЕ, крок за кроком уточнюючи елементи вектора  $x_{i/i}$ .

**Ідентифікація стану ЧЕ за методом найменших квадратів.** Іншим варіантом ідентифікації стану ЧЕ є використання аналітичного рішення рівняння (2). Це рішення має вигляд [8]:  $\alpha_{\zeta\bar{i}}(t) = A_{\zeta\bar{i}} e^{-\xi_{\zeta\bar{i}} t} \sin(\omega_{\zeta\bar{i}} t + \phi_{\zeta\bar{i}})$ , де  $\omega_{\zeta\bar{i}} = \sqrt{\omega_0^2 - \xi_{\zeta\bar{i}}^2}$ ,  $A_{\zeta\bar{i}}$ ,  $\phi_{\zeta\bar{i}}$  – амплітуда і початкова фаза прецесійних коли-

вань ЧЕ. Якщо  $\xi_{C\dot{I}} \rightarrow 0$ , то математична модель ідеальної траєкторії руху ЧЕ має вигляд:

$$\alpha(t) = \alpha_I + \alpha_{C\dot{I}}(t);$$

$$\alpha_I = const;$$

$$\alpha_{C\dot{I}}(t) = \alpha_C \sin \omega_{C\dot{I}} t + \alpha_S \cos \omega_{C\dot{I}} t,$$

де  $\alpha_C = A_{C\dot{I}} \cos \varphi_{C\dot{I}}$ ,  $\alpha_S = A_{C\dot{I}} \sin \varphi_{C\dot{I}}$ . В цьому випадку вектор стану ЧЕ, який потрібно ідентифікувати, дорівнює:  $x_\alpha = (\alpha_I, \alpha_C, \alpha_S)^T$ .

Розв'язок задачі ідентифікації на основі методу найменших квадратів має вигляд [2, 8]:

$$\alpha_I = \sum_{i=1}^K \alpha_i^* I_{\alpha I, i};$$

$$\alpha_C = \sum_{i=1}^K \alpha_i^* I_{\alpha C, i};$$

$$\alpha_S = \sum_{i=1}^K \alpha_i^* I_{\alpha S, i}.$$

В цьому випадку для визначення вектора стану чутливого елементу використовуються постійні коефіцієнти  $I_{\alpha I, j}$ ,  $I_{\alpha C, j}$ ,  $I_{\alpha S, j}$ ,  $j = \overline{(n-k+1), n}$ . Ці коефіцієнти залежать від частоти коливань ЧЕ  $\omega_0$ , коефіцієнта згасання  $\xi_1$ , частоти  $\omega = \sqrt{\omega_0^2 - \xi_1^2}$ , що використовується в алгоритмі ідентифікації, інтервалу часу  $\delta_a$  між відліками, що надходять від ДК.

**Ідентифікація стану ЧЕ на основі штучної нейронної мережі.** Всі перераховані величини можуть бути визначені з деякою похибкою та змінюватися на декілька відсотків під дією різних дестабілізуючих факторів в процесі експлуатації засобів вимірювань лінійних прискорень. Окрім того, кількість  $k$  відліків кута, що використовується для розрахунку вектора стану, також може бути обрана різною в залежності від потрібної швидкодії та просторової розподільчої здатності засобів вимірювань. Все це вимагає адаптації та оптимального настроювання параметрів в алгоритмах оцінювання для зменшення додаткової похибки вимірювань, обумовленої складними та нестаціонарними умовами вимірювань.

Адаптація та оптимальне настроювання параметрів алгоритму оцінки можуть бути виконані в процесі адаптації та навчання штучної нейронної мережі, на основі якої пропонується реалізовувати алгоритм оцінки. Вбудовані алгоритми і методи настроювання вагових коефіцієнтів мережі і є головною перевагою штучної нейронної мережі у порівнянні із звичайними неадаптивними засобами обробки вимірювальної інформації [11, 12].

Для оцінки вектора стану чутливого елементу будемо використовувати штучну нейронну мережу, що складається з ліній затримки та трьох адаптивних лінійних нейронів (див. рисунок). Навчання такої мережі та настроювання її вагових коефіцієнтів будемо виконувати на основі навчального правила Відроу-Хоффа, що є модифікацією методу найменших квадратів [11].

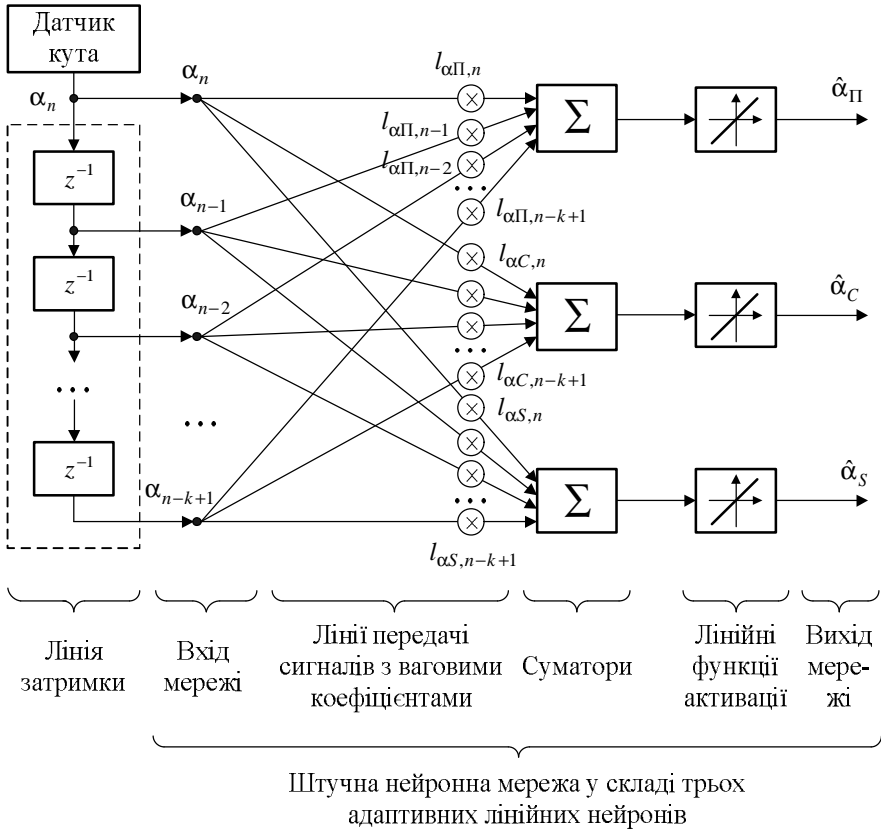


Рис. 1 Структурна схема оцінки вектора стану вимірювача лінійних прискорень на основі штучної нейронної мережі

Ступінь наближення вихідного сигналу мережі  $x_\alpha = (\alpha_\Pi, \alpha_C, \alpha_S)^T$  до точного значення  $x_\alpha = (\alpha_\Pi, \alpha_C, \alpha_S)^T$  може бути оцінена функціоналом якості роботи мережі. Наприклад, для першого виходу мережі цей функціонал  $J_{\alpha\Pi} = E[F(\Delta_{\alpha\Pi}(\alpha_n, \alpha_\Pi, \tilde{c}))] \rightarrow \min$ , де  $E[\cdot]$  – математичне сподівання функції втрат  $F(\Delta_{\alpha\Pi}) = (\Delta_{\alpha\Pi})^2$  від похибки  $\Delta_{\alpha\Pi} = \alpha_\Pi - \hat{\alpha}_\Pi$  мережі. Результатом

навчання є оптимальний вектор коефіцієнтів  $c^* = (l_{\alpha I, n}^*, l_{\alpha I, n-1}^*, \dots, l_{\alpha I, n-k+1}^*)^T$ , що мінімізує функціонал  $J_{\alpha I}$  та враховує вплив дестабілізуючих факторів і нестационарних умов вимірювань. Значення  $\tilde{c} = c^*$  може бути знайдено з рівняння  $\nabla J_{\alpha I}(\tilde{c}) = E[\nabla F(\Delta_{\alpha I}(\tilde{c}))] = 0$ .

Рекурентний алгоритм навчання штучної нейронної мережі:

$$\tilde{c}(q) = \tilde{c}(q-1) - \Gamma(q) \cdot \nabla F(\Delta_{\alpha \Pi}(\alpha_{\Pi}, \alpha_{\Pi}, \tilde{c}(q-1)), \tilde{c}(q-1)), \quad (7)$$

де  $q = \overline{1, N_{i\hat{a}\hat{a}}}$  – номер кроку рекурентного алгоритму навчання з сигналом  $\alpha_{i\hat{I}}$ ,  $N_{i\hat{a}\hat{a}}$  – тривалість процедури навчання (загальна кількість кроків),  $\Gamma(q)$  – матриця підсилення, що впливає на швидкість процедури навчання,

$$\begin{aligned} \frac{\partial F}{\partial l_{\alpha \Pi, n}} &= \frac{\partial (\Delta_{\alpha \Pi}^2)}{\partial l_{\alpha \Pi, n}} = -2\alpha_{n,r} \left( \alpha_{\Pi} - \sum_{j=n-k+1}^n \alpha_{n,j} l_{\alpha \Pi, j} \right) = \\ &= -2\alpha_{n,r} (\alpha_{\Pi} - \alpha_{\Pi}), \end{aligned} \quad (8)$$

Підставляючи (8) в (7), отримуємо:

$$\tilde{c}(q) = \tilde{c}(q-1) + \Gamma(q) \cdot 2\alpha_{n,r} \cdot (\alpha_{\Pi} - \alpha_{\Pi}), \quad (9)$$

На основі (9) отримуємо остаточний вираз для обчислення вагових коефіцієнтів нейронів в процесі навчання для кожного з виходів мережі:

$$\begin{aligned} \tilde{l}_{\alpha \Pi, j}(q) &= \tilde{l}_{\alpha \Pi, j}(q-1) + 2\alpha_{n,r} \cdot (\alpha_{\Pi} - \alpha_{\Pi}) \cdot \gamma_n / \|\alpha_n\|; \\ \tilde{l}_{\alpha C, j}(q) &= \tilde{l}_{\alpha C, j}(q-1) + 2\alpha_{n,r} \cdot (\alpha_{nC} - \alpha_C) \cdot \gamma_n / \|\alpha_n\|; \\ \tilde{l}_{\alpha S, j}(q) &= \tilde{l}_{\alpha S, j}(q-1) + 2\alpha_{n,r} \cdot (\alpha_{nS} - \alpha_S) \cdot \gamma_n / \|\alpha_n\|, \end{aligned}$$

де  $\|\alpha_i\| = \alpha_i^0 \alpha_i$  – евклідова норма навчального сигналу на вході мережі.

Ознакою завершення процедури навчання штучної нейронної мережі є виконання умов

$$\begin{aligned} \alpha_{\Pi} - \alpha_{\Pi}(q) &\leq \varepsilon_{\alpha \Pi}; \\ \alpha_{nC} - \alpha_{nC}(q) &\leq \varepsilon_{\alpha C}; \\ \alpha_{nS} - \alpha_{nS}(q) &\leq \varepsilon_{\alpha S}, \end{aligned} \quad (10)$$

де  $\varepsilon_{\alpha I}, \varepsilon_{\alpha C}, \varepsilon_{\alpha S}$  – допустимі значення похибки оцінки стану вектора стану вимірювача лінійних прискорень (похибки виходу штучної нейронної мережі). Будемо вважати, що  $\varepsilon_{\alpha I} = \varepsilon_{\alpha C} = \varepsilon_{\alpha S}$ . Тоді для математичної моделі (2) середньоквадратичне значення похибки сигналу  $\alpha(t)$ , обумовлене похибками (10), дорівнює:  $\sigma_{\alpha} = \varepsilon_{\alpha I} / \sqrt{3} \leq \sigma_{\hat{\alpha} \hat{E}} / 3$ , де  $\sigma_{\hat{\alpha} \hat{E}}$  – середньоквадратичне значення похибки ДК. Звідси



$$\alpha_{нП} - \alpha_{нП}(q) \leq \sigma_{ДК} / \sqrt{3};$$

$$\alpha_{нС} - \alpha_{нС}(q) \leq \sigma_{ДК} / \sqrt{3};$$

$$\alpha_{нS} - \alpha_{нS}(q) \leq \sigma_{ДК} / \sqrt{3}.$$

Ці співвідношення визначають завершення процедури навчання штучної нейронної мережі та гарантують теоретично обчислену точність оцінок вектора стану в несприятливих та нестаціонарних умовах вимірювань.

**Висновки.** Ефективним шляхом підвищення точності вимірювань лінійних прискорень є ідентифікація стану ЧЕ вимірювачів цих прискорень на основі алгоритмічних методів. Отримано розв'язок задачі ідентифікації на основі фільтра Калмана у реальному часі. Це дозволяє оцінити вектор стану ЧЕ при наявності завад детермінованого та випадкового характеру.

Також пропонується реалізація алгоритму ідентифікації на основі штучної нейронної мережі. Адаптація та оптимальне настроювання параметрів алгоритму можуть бути виконані в процесі адаптації та навчання цієї мережі. Для оцінки вектора стану ЧЕ розроблено схему, що складається з ліній затримки та трьох адаптивних лінійних нейронів. Результатом є зменшення додаткової похибки вимірювань, обумовленої складними та нестаціонарними умовами вимірювань.

**Напрямами подальших досліджень** може бути теоретична оцінка похибок математичної моделі (2) по відношенню до рівняння руху ЧЕ (1). Отримані результати можуть бути використані для побудови високоточних навігаційних та гравіметричних систем.

**Список літератури:** 1. Управление и наведение беспилотных маневренных летательных аппаратов на основе современных информационных технологий / под ред. М. Н. Красильщикова, Г. Г. Себрякова. – М. : Физматлит, 2003. – 280 с. 2. Безвесільна О. М. Авіаційні гравіметричні системи та гравіметри : підручник / О. М. Безвесільна. – Житомир : ЖДТУ, 2007. – 604 с. 3. Статистическая обработка результатов экспериментов на микро-ЭВМ и программируемых калькуляторах / А. А. Костылев, П. В. Миляев, Ю. Д. Дорский и др. – Л. : Энергоатомиздат, 1991. – 304 с. 4. Грановский В. А. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях / В. А. Грановский, Т. Н. Синая. – Л. : Энергоатомиздат, 1990. – 288 с. 5. Яцук В. О. Методи підвищення точності вимірювань : підручник / В. О. Яцук, П. С. Малачівський. – Львів : Бескид Біт, 2008. – 368 с. 6. Браммер К. Фильтр Калмана-Бьюси / К. Браммер, Г. Зиффлинг. – М. : Наука, 1982. – 189 с. 7. Силицын И. Н. Фильтры Калмана и Пугачева : учебное пособие / И. Н. Силицын. – М. : Университетская книга ; Логос, 2006. – 640 с. 8. Безвесільна О. М. Вимірювання прискорень : підручник / О. М. Безвесільна. – К. : Либідь, 2001. – 264 с. 9. Кузьмин С. З. Основы теории цифровой обработки радиолокационной информации / С. З. Кузьмин. – М. : Советское радио, 1974. – 432 с. 10. Фалькович С. Е. Статистическая теория измерительных радиосистем / С. Е. Фалькович, Э. Н. Хомяков. – М. : Радио и связь, 1981. – 288 с. 11. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі : навчальний посібник / О. Г. Руденко, Є. В. Бодянский. – Харків : ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с. 12. Зайченко Ю. П. Основы проектирования интеллектуальных систем : навчальний посібник / Ю. П. Зайченко. – К. : Видавничий дім “Слово”, 2004. – 352 с.

Поступила в редакцію 02.04.2010